

RED NEURONAL AUTORREGRESIVA NO LINEAL CON ENTRADAS EXÓGENAS PARA LA PREDICCIÓN DEL ELECTROENCEFALOGRAMA FETAL

R.M. Aguilar¹, J.M. Torres², C.A. Martín³

Department of Computer and Systems Engineering, University of La Laguna
38200 La Laguna (Tenerife), España.

¹raguilar@ull.edu.es, ²jmtorres@ull.edu.es, ³carlos.martin.galan@iac.es

Resumen (12 ptos, negrita)

Este artículo describe un algoritmo simple y robusto para la simulación de señales biomédica usando una Red Neuronal Autorregresiva No Lineal con Entradas Exógenas (NARX- Nonlinear Autorregressive Network with Exogenous inputs). La NARX puede ajustarse para sistemas dinámicos cuya salida depende tanto de la entrada recibida como del estado en que se encuentre el sistema. Por lo que es especialmente adecuada para la estimación de los componentes cuasi-periódico de las señales fisiológicas, tales como el ElectroEncefalograma (ECG). La validez y rendimiento del método descrito se confirman a través de experimentos sobre datos reales obtenidos de la base de datos de acceso público PhysioNet.

Palabras Clave: Redes Neuronales, series temporales, Electrocardiograma Fetal

1 INTRODUCCIÓN

Una señal es un medio de transmisión de información, cuya adquisición permite obtener información sobre la fuente que la generó. En el caso de señales biomédicas, las fuentes son los diferentes sistemas biológicos. Las señales biomédicas se utilizan fundamentalmente para extraer información del sistema biológico bajo estudio. El proceso completo de extracción de la información puede ser tan sencillo como la estimación de la frecuencia cardíaca media de un paciente a través del "pulso" o tan complejo como el análisis de la estructura interna de los tejidos blandos mediante un sofisticado equipo de tomografía computarizada o resonancia magnética. La definición de "señal biomédica" es muy amplia.

Las señales biológicas pueden ser clasificadas en dos grupos principales: las señales determinísticas y las estocásticas (o estadísticas). Tal como un corazón

que late o la respiración genera señales que también son repetitivas. El grupo determinístico se subdivide en señales periódicas, casi periódicas y transitorias. Las señales estocásticas se subdividen en señales estacionarias y no estacionarias [1]

Es importante destacar que en muchos de los estudio biomédicos se utilizan datos no experimentales. Los datos no experimentales se recogen mediante la observación del mundo real de una manera pasiva. En este caso los datos no son el resultado de experimentos controlados. Los datos experimentales se recogen a menudo en entornos de laboratorio, como ocurre en las ciencias naturales. En las series temporales, los datos son observaciones de una variable a lo largo del tiempo. Por ejemplo: la observación en el paciente de ciertas variables vitales como ECG. El orden cronológico de las observaciones proporciona información potencialmente importante. En consecuencia, en una serie temporal la ordenación de las observaciones es relevante. No se puede asumir que los datos de series temporales sean independientes a través del tiempo. La mayoría de las series biológicas se relacionan con sus historia reciente.

Un estudio de estas señales nos informa sobre una planificación racional que nos permitan prever los sucesos del futuro que probablemente vayan a ocurrir. La previsión, a su vez, se suele basar en lo que ha ocurrido en el pasado. Se tiene pues un nuevo tipo de inferencia estadística que se hace acerca del futuro de alguna variable o compuesto de variables basándose en sucesos pasados. La técnica más importante para hacer inferencias sobre el futuro con base en lo ocurrido en el pasado, es el análisis de series de tiempo.

Son innumerables las aplicaciones que se pueden citar, en distintas áreas del conocimiento, tales como, en economía, física, geofísica, química, electricidad, en demografía, en marketing, en telecomunicaciones, en transporte, etc. Si nos centramos en la biomedicina, surge en muchas ocasiones el modelado y simulación de una o varias señales (series temporales) para estudiar su comportamiento. Por lo tanto, seremos capaces, entre otros ejemplos, de

estudiar el ECG, ECG fetal (FECG), En este trabajo, presentamos la red neuronal NARX como herramienta para modelar señales biomédicas reales procedentes de la base de datos PhysioNet [2][3]. En la bibliografía existen varias investigaciones donde se ha utilizado la red NARX en distintas aplicaciones de la industria, sin embargo su aplicación al modelado de señales fisiológicas es escaso.

Este artículo está organizado en tres secciones. A continuación se describe las redes neuronales autorregresivas no lineal con entrada exógena. Se indica cómo se ha configurado y entrenado para del electroencefalograma fetal (FECG). En el apartado 3 se muestran los resultados obtenidos a partir de las señales reales existentes en la base de datos pública PhysioNet. Dada la importancia de la detección de los picos R (R-peak) en los FECG, en el apartado 4 se muestra la obtención de dichos picos en las señales predichas. Finalmente se muestran las conclusiones del trabajo.

2 MÉTODO

2.1 RED NEURONAL AUTORREGRESIVA NO LINEAL CON ENTRADAS EXÓGENAS (NARX)

El tipo de red neuronal de series de tiempo utilizada para este trabajo es la red NARX: Autorregresiva No Lineal con Entradas Exógenas. El modelo NARX está basado en el modelo lineal ARX (modelo dinámico lineal de autoregresión con variables exógenas) de difundido uso en series de tiempo. La principal ventaja de la red NARX sobre una red feed-forward (hacia delante) es que permite ganar grados de libertad al incluir la predicción de un período como dato en períodos siguientes, resumiendo información de las variables exógenas, permitiendo incluir menos retrasos de las mismas y resumiendo el número de parámetros “a estimar”. La ecuación 1

muestra la expresión matemática de la red NARX, que está definida por una función desconocida (f), la cual es el objetivo a obtener usando esta técnica de identificación; a partir de la entrada $\{x\}$ y las salidas anteriores del sistema $\{y\}$

Donde $y(t)$ es la respuesta predicha del Sistema en el instante actual (t). El vector $\{y\}$ es la salida anterior del sistema retardada N instantes de tiempo. Y el vector $\{x\}$ es la entrada actual del sistema en el instante (t) y las entradas anteriores retardadas M instantes de tiempo.

NARX equivale a un sistema perceptron multicapa como el que se muestra en la figura 1. En la entrada se tienen tantas neuronas como datos de entradas utilizamos, considerando que los datos de entrada son las M entradas anteriores y la N salidas anteriores del sistema. Dependiendo de la complejidad de la función a ajustar, se determinará el número de capas ocultas ($1, 2, \dots, p$) y el número de neuronas en cada una de dichas capas (z_1, z_2, \dots, z_p) que son multiplicados por los pesos $\{W\}$ y se suma las bias $\{b\}$. La capa de salida estará formada únicamente por una neurona que nos dará la salida del sistema buscada ($y=f(t)$). Los vectores de entrada ponderados se introducen en la función de activación no lineal, la cual puede tomar una variedad de formas diferentes, de manera que se puede realizar una correlación no lineal entre la entrada y la salida. La función de activación suele tener la forma de una función tangencial hiperbólica o polinomios de cierto grado. Las diferentes funciones de activación utilizadas en la capa oculta generarán diferentes valores para los pesos y las bias en un sistema dado, de modo que la elección de la función de activación es bastante libre. El vector de sesgo $\{b\}$ también ayuda a reflejar el posible efecto de valor medio. Finalmente, los vectores activados son enviados a la capa de salida, donde se realiza el simple proceso de suma ponderada de todos los vectores junto con el valor de sesgo adicional, dicho valor pasa por la función de activación de la capa de salida.

$$y(t) = f(\{y\}, \{x\}) = f(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-N), x(t), x(t-1), \dots, x(t-M))$$

Ecuación 1.- Expresión matemática de la red NARX

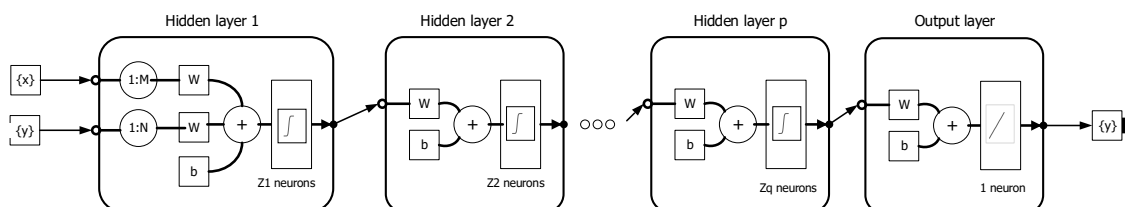


Figura 1.- Esquema de la red NARX

La ecuación 1 mapea la entrada a la salida del sistema de una manera implícita, de modo que una vez que se determinan los parámetros de la red, se dice que el sistema está completamente identificado.

Los parámetros de red, es decir, pesos y sesgos, se pueden determinar mediante el llamado entrenamiento supervisado, que emplea los conjuntos de datos preparados de entradas y salidas del sistema.

En el entrenamiento supervisado, los parámetros de la red se determinan de tal manera que el cuadrado medio de la salida predicha de la red y la salida verdadera del sistema sea lo más pequeño posible dentro de los grados de libertad que la red mantiene. Esta evolución adaptativa de los parámetros de red se logra normalmente utilizando el método de descenso de gradiente, que obliga a los parámetros de la red a moverse en la dirección del error cuadrático medio decreciente entre la predicción y el objetivo.

2.2 NARX EN LA PREDICCIÓN DEL ELECTROENCEFALOGRAMA FETAL

El electrocardiograma (ECG) es una importante herramienta utilizada por el médico para identificar anomalías en la actividad del corazón humano [4]. Del mismo modo, el ECG fetal (FECG) puede detectar problemas en la actividad cardíaca fetal. La monitorización de la frecuencia cardíaca fetal (FHR) debe ser un procedimiento de rutina para la evaluación del bienestar del feto, proporcionando una referencia importante para el tratamiento clínico durante el embarazo. En uso de técnicas invasivas de medición FECG, los electrodos se insertan dentro del cuerpo, esto puede causar la ruptura de las membranas, lo que es peligroso tanto para la vida del feto como de la madre. Por lo tanto, es necesario utilizar métodos no invasivos, en esta técnica se toman lecturas coetáneas del abdomen de las mujeres embarazadas que es un mecanismo seguro tanto para la madre como para el feto. Sin embargo estas lecturas son en gran parte distorsionadas por diversos tipos de ruidos, entre los cuales el más importantes es la interferencia del electrocardiograma materno (MECG) que es 5-1000 veces mayor en amplitud que FECG [5]. El ECG fetal y materno tiene eventos morfológicamente similares con rango de frecuencia similar, lo que complica el uso de filtros en frecuencia para la extracción del FECG. En este trabajo, vamos a entrenar una red NARX para predecir el FECG a partir de las señales recogidas en el abdomen materno.

Los pares de entrenamiento estarán formado por el vector de entrada $\{x\}$ compuesto por las señales registradas desde el abdomen de mujeres

embarazadas usando electrodos superficiales. Como vector de salida $\{y\}$ el FECG correspondiente obtenido del feto. Se entrena sobre un individuo y se obtiene una red que puede predecir el FECG a partir de las señales obtenidas del abdomen materno para ese individuo.

Se han utilizado señales reales disponibles en la base de datos en abierto PhysioNet. La base de datos incluye 4 señales recogidas del abdomen de la madre y la señal del FECG registrada desde el cuero cabelludo del feto. Estos registros de PhysioNet consisten en un ECG fetal multicanal de 10 minutos registrado de cinco mujeres diferentes, entre 38 y 41 semanas de gestación. Cada registro incluye cuatro registros de ECG abdominal y un ECG de cuero cabelludo fetal simultáneamente registrado. La frecuencia de muestreo es de 1KHz con resolución de 16 bits. Registros de cinco mujeres se denominan como, r01, r04, r07, r08, r10 [6]. La figura 2 muestra el registro r10 de base de datos que es el conjunto de señales elegidas para el entrenamiento de la red.

En la Figura 3 se muestra los pasos en la detección en primer lugar el FECG, para en un segundo paso determinar la detección de pico R a partir de la señal predicha.

El primer paso, para inferir el FECG a partir de las señales recogidas del abdomen de la madre, es entrenar la red neuronal. La estructura de la NARX elegida se muestra en la figura 4, y está formada por 3 capas ocultas cada una de ellas con 7 neuronas. El número de neuronas de la capa oculta ha sido determinado por un procedimiento de prueba y error. Las funciones de activación que suelen tener buenos resultados son: para las capas ocultas la tangente hiperbólica y para la capa de salida la pureline (función de transferencia lineal). La entrada es el vector formado por las 4 señales registradas en el abdomen de la madre y el estado del sistema, que viene dado por los últimos 20 valores anteriores de salida de la red. Las grandes diferencias en los valores absolutos de las diferentes entradas pueden complicar el proceso de aprendizaje en la red [7], por ello las entradas y salidas son normalizadas. Los datos de entrenamiento son las 10000 muestras del registro r10, donde se ha seleccionado un 80% para Entreno, 10% para validación y 10% para test.

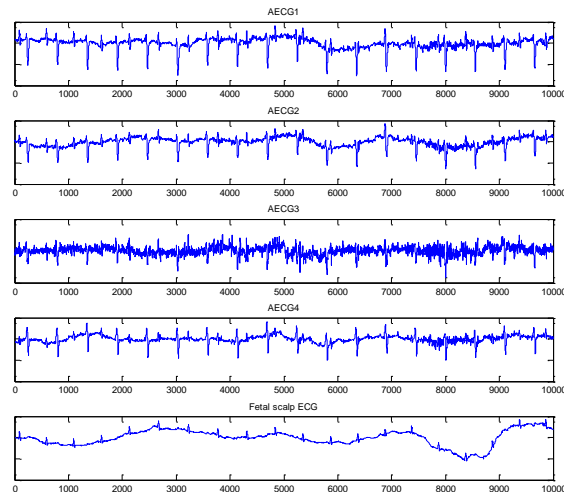


Figura 2.-PhysioNet database record r10.

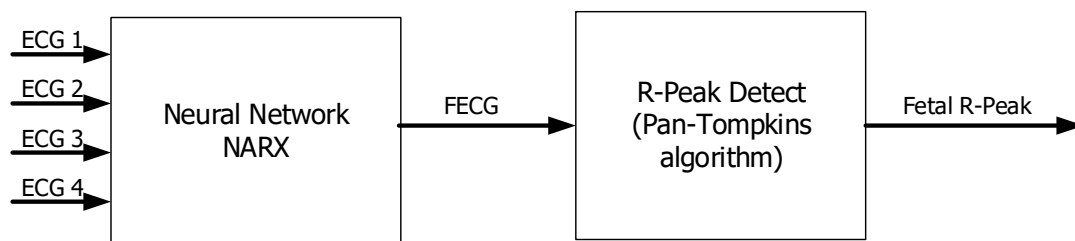


Figura 3.-Framework for FECG extraction and R-peak detection.

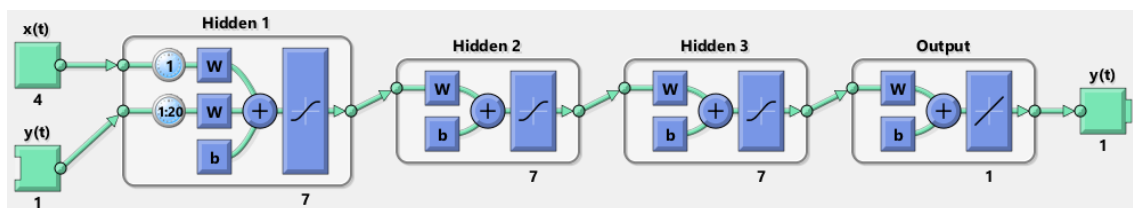


Figura 4.-Red Neuronal NARX para la predicción del ECG Fetal

3 RESULTADOS

El rendimiento de la red entrenada se puede observar en la figura 5. Para determinar la eficacia del método descrito para la estimación de FECG a partir de la señal de ECG abdominal, se han utilizados los registros existentes en la base de datos PhysioNet [16]. Para ello se ha simulado el modelo obtenido al entrenar el registro r10 con el resto de individuos existentes en la base de datos (archivos r01, r04, r07, r08). El resultado ha sido comparado con el FECG obtenido en el cuero cabelludo del feto correspondiente.

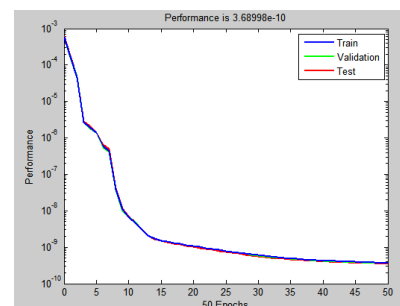


Figura 5.- Evolución del rendimiento en el entreno de la red

Para evaluar el rendimiento de estas predicciones, se utilizó la Raíz cuadrada del error cuadrático medio (Root Mean Square Error -RMSE) y coeficiente de determinación (R^2) medidas (Vasileva-Stojanovska, 2015). RMSE y R^2 se definen como:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (SR_p(i) - SR_o(i))^2}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (SR_o(i) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n SR_o(i))^2}{\sum_{i=1}^n (SR_p(i) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n SR_p(i))^2}$$

DONDE SR_o y SR_p son el FECG observado y el predicho. Teóricamente, un modelo de predicción es aceptado como excelente si el RMSE está cerca del cero y el R^2 próximo a 1. El ajuste realizado con la NARX entrenada se muestra en la figura 6, que indica una buena aproximación. Evidentemente los mejores resultados se consiguen con el registro con el que fue entrenada la red (r10). Asimismo, los peores resultados son alcanzados en el registro r08 que tiene un alto nivel de ruido y en diferentes experimentos ha sido descartado [8]. Sin embargo, la red entrenada es capaz de extraer el FECG con la precisión adecuada para determinar los picos-R para todos los registros.

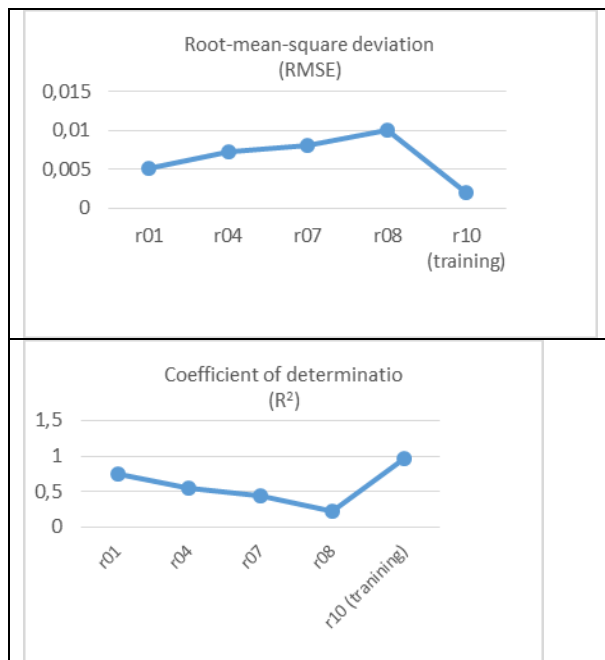


Figura 6.- Rendimiento del modelo NARX para predicción del FECG

4 DETECCIÓN DEL PICO R EN EL FECG

La determinación del pico R en el electroencefalograma fetal es un elemento fundamental para el médico. Por lo tanto, es importante determinar si es posible la obtención de dicho pico R a partir de las señales FECG predichas de la red neuronal NARX entrenada. Cuando los componentes fetales son muy débiles o el ruido de fondo es fuerte, los errores de detección de pico R fetal es frecuente cuando se utilizan métodos como la técnica de correlación, el filtro combinado, la

transformación wavelet, la separación de fuentes ciegas (BSS). En Zheng Wei et al [9] los autores han observado que en registros existentes en la base de datos PhysioNet sobre FECG estimados, no se pudieron encontrar a simple vista la repetición de complejos QRS fetales en las formas de onda abdominales. Los picos R de los FECG en las señales residuales correspondientes son demasiado débiles para ser detectados, resultando por lo tanto un fracaso de la estimación de ECG fetal.

Sin embargo, con la red NARX tenemos una herramienta para inferir el FECG a partir de los AECG de la madre, aunque la relación señal ruido sea baja. Para validar este hecho, se ha simulado con la red entrenada los registros existentes en PhysioNet (r01, r04, r07, r08) obteniendo los FECG respectivos. El siguiente paso se ha detectado los picos R usando el algoritmo Pan-Tompkins. Los resultados para los 4 registros se muestran en la figura 7.

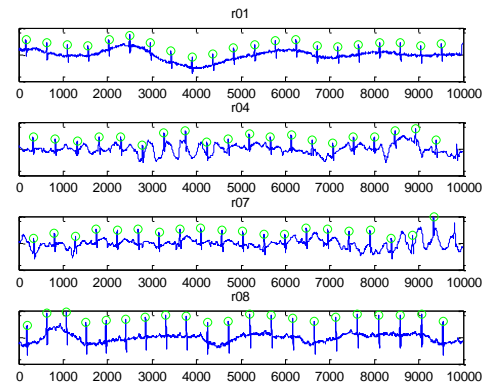


Figura 7.- Picos R del FECG simulado con la red NARX a partir de los AECG

4 CONCLUSIONES

Este trabajo desarrolla la predicción de la serie temporal que corresponde al Electrocardiograma fetal (FECG) a partir del electroencefalograma (ECG) abdominal (AECG). Estas señales han sido registradas a partir de electrodos superficiales lo que proporciona métodos no invasivos en la detección del FECG. Se determinan las siguientes conclusiones: NARX, es una red neuronal artificial que permite la identificación de sistemas no lineales y que se ajusta como modelo para la predicción de series temporales. Por lo tanto son de utilidad en el estudio de señales biomédicas.

La metodología ha sido comprobada mediante la predicción del FECG a partir de las señales observada en el abdomen de la madre. Los resultados han sido adecuados, incluso en señales con baja relación señal/ruido. Sin embargo, sería conveniente tener un mayor número de individuos de validación. El FECG obtenido a partir de la simulación de la red NARX es lo suficientemente preciso que permite

obtener los picos-R con algoritmos como el de Pan-Tompkins.

Referencias

- [1] Van Bommel, J., and Musen, M., 1997, Handbook of medical informatics, 2nd Edition, Houten/Diagem: Springer
- [2] Jezewski J, Matonia A, Kupka T, Roj D, Czabanski R. Determination of the fetal heart rate from abdominal signals: evaluation of beat-to-beat accuracy in relation to the direct fetal electrocardiogram. Biomedical Engineering/Biomedizinische Technik 2012; 57(5):383-394. doi:10.1515/bmt-2011-0130.
- [3] Matonia A, Jezewski J, Kupka T, Horoba K, Wrobel J, Gacek A. The influence of coincidence of fetal and maternal QRS complexes on fetal heart rate reliability. Medical & Biological Engineering & Computing 2006;44(5):393-403.
- [4] M. Rangayyan, "Biomedical Signal Analysis: A case study Approach," IEEE Press Series in Biomedical Engineering. John Wiley & Sons, Singapore, 2002.
- [5] S. Ravindrakumar, K. Bomman Raja, "Fetal ECG Extraction and Enhancement in Prenatal Monitoring-Review and Implementation Issues," IEEE conference 2010.
- [6] Goldberger AL, Amaral LAN, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PCh, Mark RG, Mietus JE, Moody GB, Peng CK, Stanley HE. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals. Circulation 101(23):e215-e220; 2000; doi: 10.1161/01.CIR.101.23.e215
- [7] J.M. Alonso, F. Alvarruiz, J.M. Desantes, L. Hernández, V. Hernández, G. Moltó, Combining neural networks and genetic algorithms to predict and reduce diesel engine emissions, IEEE Trans. Evolut. Comput., 11 (1) (2007), pp. 46–55
- [8] Sonal Nikam, Shankar Deosarkar, Fast ICA based technique for non-invasive fetal ECG extraction, Conference on Advances in Signal Processing (CASP), 2016, DOI:10.1109/CASP.2016.7746138
- [9] Zheng Wei, Wei Xueyun, Zhong Jian jian, Liu Hongxing, Noninvasive fetal ECG estimation using adaptive comb filter, Computer Methods and Programs in Biomedicine, Volume 112, Issue 1, October 2013, Pages 125-134, ISSN 0169-2607, <http://dx.doi.org/10.1016/j.cmpb.2013.07.015>.